

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RESPONSABILITÀ CLINICA IN GINECOLOGIA

Dati, algoritmi e decisioni: come cambierà il lavoro del ginecologo nei prossimi 10 anni

“

Il passaggio decisivo però non è la novità tecnologica in sé. È l'effetto clinico e organizzativo: quando queste informazioni diventano parte stabile dei percorsi, generate da sistemi algoritmici, cambiano tempi, priorità e criteri decisionali.

NELLA PRATICA GINECOLOGICA STANNO ENTRANDO IN MODO SEMPRE PIÙ STRUTTURATO strumenti digitali che non si limitano a registrare dati: li trasformano in segnali operativi. Dati longitudinali, alert di rischio, supporti al follow-up stanno iniziando ad accompagnare i percorsi assistenziali non come aggiunte “a richiesta”, ma come componenti stabili del processo assistenziale.

Il passaggio decisivo però non è la novità tecnologica in sé. È l'effetto clinico e organizzativo: quando queste informazioni diventano parte stabile dei percorsi, generate da sistemi algoritmici, cambiano tempi, priorità e criteri decisionali. E cambia soprattutto ciò di cui il medico resta garante. Per questo la parola che attraversa tutta la trasformazione è la responsabilità clinica.

Il problema, infatti, non è aggiungere strumenti “intelligenti” alla pratica quotidiana. È capire come questi strumenti ridisegnano l'organizzazione della cura: quali informazioni diventano visibili, quali vengono messe in secondo piano e quale parte del ragionamento è supportata da sistemi che filtrano e segnalano. In questa prospettiva l'Intelligenza Artificiale (IA) non sostituisce il medico, ma ne modifica il contesto operativo: estende alcune capacità di analisi e di previsione, e rende più complessa la governance delle decisioni.



CARLO SBIROLI
Già direttore Uoc di
Ginecologica Oncologia
Istituto Nazionale dei
Tumori “Regina Elena
IFO”, Roma
Past president Aogoi

Questo articolo propone uno sguardo concreto e critico su ciò che è già presente nella pratica clinica e su ciò che è realistico attendersi nei prossimi dieci anni. Analizza le principali macro-tendenze della sanità digitale per arrivare alla domanda finale: come cambierà, entro il 2035, il lavoro del ginecologo e quali competenze saranno necessarie per esercitarlo in modo consapevole, sicuro e responsabile.

1. Dove siamo e cosa sta cambiando

L'IA CHE OGGI ENTRA nella pratica ginecologica non è “intelligente” nel senso comune del termine e non decide come un medico, anche se in alcuni compiti può dare questa impressione. Nella maggior parte dei casi si tratta di IA “debole” (nel senso introdotto da John Searle, 1980): sistemi addestrati per compiti specifici che analizzano immagini o dati clinici, riconoscono pattern, stimano il rischio e in contesti ben definiti suggeriscono priorità e passaggi operativi. Non comprendono il quadro clinico complessivo e non hanno autonomia decisionale. Producono output che vanno interpretati e validati: la responsabilità resta del medico (*Tabella A*).



IA FORTE

Con l’espressione intelligenza artificiale forte si indica, in senso teorico, l’ipotesi di sistemi dotati di comprensione autonoma e capacità decisionali generali, paragonabili a quelle umane. Si tratta di un concetto rilevante nel dibattito filosofico e nella ricerca di base, ma privo ad oggi, di applicazioni nella pratica clinica. Tutte le tecnologie discusse in questo articolo — inclusi modelli linguistici generativi e agenti digitali — rientrano nell’ambito dell’IA “debole”: sistemi specializzati, privi di autonomia decisionale, che operano entro compiti definiti e sotto responsabilità clinica umana. Quando nel testo si parla di IA debole matura, non si fa riferimento a una forma di IA “forte”, ma a una maggiore integrazione di sistemi specialistici nei flussi di lavoro clinici.

FIGURA 1



Da alcuni anni stiamo assistendo a un progressivo cambiamento di questi strumenti, soprattutto nel modo in cui vengono utilizzati nella pratica clinica. Fino a poco tempo fa, infatti, l’IA era per lo più uno strumento consultato “a richiesta”: un secondo parere, attivato in momenti separati rispetto alla visita o al percorso assistenziale. Oggi, invece, tende sempre più a entrare nei processi di cura come componente di servizio: intercetta segnali, ordina informazioni, mette in evidenza ciò che richiede attenzione e opera all’interno dei flussi operativi della pratica clinica. In altre parole, non cambia solo l’elaborazione dei dati, ma il modo in cui le informazioni vengono raccolte, organizzate, convogliate e rese disponibili lungo il percorso di cura. È questo passaggio - dall’algoritmo “a chiamata” a sistemi integrati che raccolgono e rendono disponibili dati, informazioni testuali cliniche e segnali lungo il percorso assistenziale - a spiegare perché oggi l’impatto più evidente riguarda l’organizzazione dei percorsi e la continuità dell’informazione clinica (**Figura 1**).

Negli ultimi due-tre anni questo passaggio è stato fortemente accelerato da una convergenza tecnologica che è tuttora in corso. Non si è affermata un’IA “forte” (**vedi Box**), né una comprensione autonoma: è diventata più “matura” l’IA debole perché ha iniziato a lavorare in modo più efficace su tre piani che prima restavano separati. Sono tre declinazioni di un’unica trasformazione: automatizzare una parte del lavoro informativo e organizzativo che oggi assorbe tempo clinico, senza spostare la responsabilità decisionale del medico.

1.1 Analisi del linguaggio clinico

NEGLI ULTIMI ANNI L’IA ha imparato a lavorare non solo sui numeri, ma anche sulle parole. È un passaggio tutt’altro che marginale, perché una parte rilevante delle informazioni cliniche è ancora espressa in forma testuale: referti, note di visita, cartelle elettroniche, messaggi. Le tecniche di elaborazione del linguaggio naturale (Natural Language Processing, NLP) consentono ai sistemi informatici di

TABELLA A

IA “DEBOLE” NELLA PRATICA GINECOLOGICA

COSA PUÒ FARE	COSA NON PUÒ FARE	CONDIZIONI D’USO
Analizzare immagini e dati clinici	Comprendere il contesto clinico complessivo	Dati di qualità (completi, standardizzati)
Riconoscere pattern e associazioni statistiche	Ragionare “come un medico”	Validazione clinica esterna
Stimare il rischio e classificare i casi	Prendere decisioni terapeutiche autonome	Integrazione nei flussi clinici
Suggerire priorità e passaggi operativi	Funzionare in modo affidabile fuori dal contesto di addestramento	Monitoraggio delle prestazioni nel tempo
Ridurre variabilità dei processi	Garantire che un output plausibile sia corretto	Supervisione clinica e gestione delle eccezioni
Supportare il giudizio clinico	Assumere responsabilità professionale o legale	Governo del sistema, controlli e audit

Nota: L’output dell’algoritmo va sempre interpretato e validato nel caso singolo; la responsabilità clinica resta del medico.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RESPONSABILITÀ CLINICA IN GINECOLOGIA

analizzare questi contenuti e di trasformarli in informazioni strutturate e riutilizzabili.

In ginecologia, come in altri ambiti della medicina, l'NLP viene già sperimentato per ricostruire la storia clinica, individuare segnali testuali associati a criticità e seguire nel tempo sintomi e terapie. Un esempio concreto riguarda l'analisi delle note cliniche ostetriche: l'NLP può identificare automaticamente espressioni stigmatizzanti o inappropriate nella documentazione (Scroggins e coll., 2025), rendendo visibili formule linguistiche ricorrenti che nella routine possono passare inosservate.

Cosa cambia per il clinico: meno tempo speso a cercare informazioni disperse e più continuità nella lettura della storia clinica.

1.2 Modelli linguistici generativi

DAL 2022, CON L'ARRIVO DI CHATGPT, è diventato evidente che un computer può produrre testo e sostenere una conversazione. Per la sanità è stato un passaggio significativo: per la prima volta un modello generativo riusciva a trattare anche il linguaggio clinico, almeno sul piano formale, aprendo la strada a usi pratici nella documentazione e nella comunicazione. Questi strumenti sono noti come Large Language Models (LLM). Addestrati su grandi quantità di testi, generano risposte prevedendo parola dopo parola il prosieguo più plausibile. Rispetto a molte applicazioni di NLP tradizionali, progettate per compiti specifici, i LLM sono più versatili: possono riassumere documenti, produrre bozze, classificare richieste, proporre risposte preliminari. In alcuni contesti arrivano a supportare attività come la stesura di referti, lettere di dimissione e note cliniche.

In ginecologia oncologica stanno emergendo due direzioni: modelli specializzati su un problema clinico e modelli generalisti valutati su scenari delimitati e protocollati (Zhu 2025; Kaplan 2025). L'interesse è anche organizzativo: il carico di documentazione e la crescita dei messaggi digitali sono tra i fattori che alimentano l'affaticamento professionale (Adler-Milstein e coll., 2020). In questo ambito, gli LLM possono aiutare a classificare le richieste, attribuire priorità e generare bozze da rivedere; studi recenti ne hanno esplorato l'uso anche nell'analisi dei messaggi dei pazienti e nel supporto alla comunicazione (Chang e coll., 2025; Recker e coll., 2025).

Restano criticità importanti. Oltre a privacy e trasparenza, i LLM possono produrre risposte errate (le cosiddette "allucinazioni") e riflettere bias presenti nei dati di addestramento. Possono anche simulare empatia: un effetto che rassicura, ma avviene senza comprensione del contesto e non garantisce correttezza. Per questo la vera questione non è la potenza del modello. È la sua integrazione e il suo governo: come viene inserito nei flussi sanitari, quali controlli sono previsti, chi è responsabile dell'output.

Cosa cambia per il clinico: se usati in modo appropriato, questi strumenti possono ridurre il carico burocratico e migliorare comunicazione e continuità. Se usati in modo improprio, introducono un nuovo rischio: scambiare la fluidità di un testo per correttezza clinica.

1.3 Agenti clinici digitali

UN AGENTE DIGITALE non è progettato per eseguire un singolo comando, ma per svolgere un compito articolato, composto da più passaggi orientati a un obiettivo finale. In sanità questo significa sistemi che possono raccogliere dati, supportare l'attribuzione delle priorità, fornire informazioni mirate, generare documentazione e seguire il paziente nel follow-up. Non sostituiscono il medico: lo affiancano, riducendo parte del carico informativo e rendendo più gestibili percorsi assistenziali complessi.

Una delle forme più diffuse è rappresentata dagli agenti conversazionali clinici: non sono semplici chatbot, ma strumenti capaci di mantenere il contesto e sostenere scambi prolungati. Il valore, però, non è "conversare": è rendere più comprensibili e tempestivi passaggi pratici (istruzioni, preparazioni, follow-up, segnali d'allarme, accesso ai servizi), con ricadute su aderenza e qualità della comunicazione.

Stanno emergendo anche agenti più avanzati, capaci di coordinare strumenti e fonti diverse (banche dati, linee guida, calcolatori, referti), seguendo una sequenza di azioni coerente con l'obiettivo assegnato. Qui il punto critico non è la "potenza", ma il governo: sapere dove finisce l'automazione e dove iniziano le decisioni cliniche. Un esempio è l'agente descritto da Ferber e coll. (2025), progettato per supportare decisioni in oncologia integrando dati clinici strutturati, genomica e referti: un risultato promettente, ma da leggere come sistema ancora sperimentale, che richiede tracciabilità delle azioni e responsabilità professionale esplicita. Cosa cambia per il clinico: il tempo risparmiato non è l'unico punto: cambia la forma del lavoro. Una parte crescente dell'attività diventa supervisione dei processi, controllo dell'affidabilità, gestione delle eccezioni e decisione finale.

2. IA debole matura: una trasformazione già in atto

FIN QUI ABBIAMO DESCRITTO tre componenti - analisi del linguaggio clinico, modelli linguistici generativi e agenti digitali - che negli ultimi anni hanno ampliato in modo significativo ciò che l'IA può fare nella pratica clinica. Il punto decisivo, però, non è la singola tecnologia, ma il modo in cui queste componenti iniziano a lavorare insieme.

Per molto tempo l'IA in sanità è stata utilizzata in modo occasionale: strumenti attivati su richiesta, per un compito specifico, in un momento circoscritto del percorso. Oggi, sempre più spesso, questi sistemi entrano nei flussi della pratica clinica: contribuiscono a organizzare informazioni, a seguire il paziente nel tempo, a supportare passaggi ripetuti come il follow-up, la documentazione o l'attribuzione delle priorità. Non "decidono", ma diventano presenti nel lavoro quotidiano.

È in questo senso operativo - e non nel senso di un'ipotetica "IA forte" - che qui utilizziamo l'espressione *IA debole matura*. Non si tratta di sistemi più intelligenti o dotati di comprensione autonoma, ma di applicazioni specializzate che diventano realmente utilizzabili perché





sono più stabili, più validate e meglio integrate nei processi clinici. La maturazione non riguarda l'intelligenza della macchina, ma l'organizzazione del lavoro: quando l'IA smette di essere uno strumento occasionale e diventa parte dei percorsi, il suo impatto cambia.

Un esempio aiuta a chiarire. Un algoritmo che segnala un rischio su una singola immagine TAC resta uno strumento isolato. Lo stesso algoritmo, inserito in un flusso che integra dati longitudinali, informazioni testuali cliniche e passaggi di follow-up, contribuisce invece a una gestione più continua del caso. È questo passaggio - dai singoli strumenti ai flussi clinici - che definisce l'IA debole matura. Quando i flussi clinici diventano più continui e interoperabili, l'IA smette di essere un supporto episodico e può incidere sull'organizzazione dei percorsi.

3. Una medicina automatizzata e predittiva

SE L'IA ENTRA NEI FLUSSI CLINICI, il risultato non è semplicemente "avere più dati". È trasformare i dati in azioni cliniche: quando contattare la paziente, con quale priorità e con quali soglie di allerta.

Una medicina automatizzata e predittiva nasce dalla capacità di seguire la paziente nel tempo, integrare informazioni eterogenee (cliniche, raccolte a distanza, fisiologiche, comportamentali e in alcuni contesti biologiche) e aggiornare il percorso man mano che arrivano nuovi segnali.

C'è però un passaggio decisivo, spesso sottovalutato: la previsione conta solo se diventa intervento. Un algoritmo può stimare un rischio, ma serve un percorso definito: criteri di allerta, avvisi comprensibili, responsabilità chiare, e un'azione concreta (contatto, controllo, esame, modifica terapeutica). Senza questo, la "predizione" resta un numero.

3.1 Tecnologie intelligenti per un'assistenza continua e personalizzata

NELLA PRATICA CLINICA una delle questioni più complesse resta la gestione del follow-up: sapere quando ricontattare una paziente, quali segnali considerare rilevanti e quando intervenire. In molti percorsi ginecologici - soprattutto quelli lunghi e articolati - le informazioni cliniche tendono a distribuirsi nel tempo in modo frammentario, rendendo difficile una presa in carico realmente continua.

La novità non è "accumulare dati", ma raccogliarli in modo ordinato e renderli operativi. I sistemi digitali intercettano informazioni che prima restavano discontinue (sintomi riferiti dalla paziente, parametri rilevati a distanza, variazioni nel tempo) e le trasformano in segnali utili al follow-up: criteri di allerta, avvisi comprensibili, regole definite su chi interviene e quando. Un esempio sono gli ePRO (electronic Patient-Reported Outcomes): questionari digitali con cui la paziente segnala da casa sintomi, effetti collaterali e qualità di vita a intervalli regolari. La differenza la fa l'organizzazione del flusso clinico: raccolta programmata, criteri di allerta e presa in carico. Un'esperien-

za multicentrica ha descritto l'implementazione di un percorso di monitoraggio remoto dei sintomi basato su ePRO in pazienti oncologiche (Franzoi e coll., 2024).

Accanto agli ePRO si stanno diffondendo forme di telemonitoraggio legate a momenti specifici del percorso di cura. In chirurgia oncologica, uno studio randomizzato ha valutato l'efficacia comparativa del telemonitoraggio perioperatorio remoto (Sun e coll., 2025). Il messaggio pratico è chiaro: questi strumenti possono incidere sulla gestione del follow-up e sugli esiti, ma funzionano solo se sono integrati nel lavoro del team e se le informazioni raccolte portano a decisioni operative.

Un altro ambito in rapido sviluppo è il triage digitale: strumenti che raccolgono in modo strutturato sintomi e anamnesi, indirizzandoli verso il percorso più appropriato. In medicina generale un trial ha valutato l'uso di un digital symptom checker in primary care (Siira e coll., 2023). È un campo promettente, ma delicato: la priorità resta la sicurezza, cioè ridurre il rischio di sottostimare i casi più seri.

Queste tecnologie non sostituiscono il medico, ma ne amplificano il raggio d'azione. Possono intercettare i primi segnali clinici, facilitare l'accesso alla cura per le pazienti fragili o con difficoltà di accesso e rendere più continuo il follow-up. In parallelo, però, richiedono nuove regole di utilizzo, responsabilità e controllo clinico. Quando il follow-up diventa più continuo, il passo successivo è usare quei dati non solo per monitorare, ma anche per confrontare opzioni e simulare scenari.

3.2 Gemelli digitali

L'IDEA DEI GEMELLI DIGITALI nasce nell'industria e nella biomeccanica: costruire una replica virtuale di un sistema reale e aggiornarla man mano che arrivano nuovi dati. In medicina il concetto si è spostato verso la persona: un modello computazionale che prova a rappresentare un paziente in modo sempre più personalizzato, integrando dati clinici e, quando disponibili, informazioni biologiche e comportamentali.

Detto in modo semplice, un gemello digitale clinico serve a una domanda pratica: "cosa succederebbe se...?". Se cambiamo terapia, se modifichiamo un parametro, se interveniamo prima o dopo. L'ambizione è usare simulazioni e scenari per supportare prevenzione, diagnosi e cura. Qui serve però un chiarimento. Oggi, nella maggior parte dei casi, non parliamo ancora di "repliche complete" dell'organismo. Molti gemelli digitali clinici sono prototipi o modelli parziali, utili su problemi specifici, non "copie" del paziente.

Anche in ginecologia si vedono le prime applicazioni. Egorov e collaboratori (2024) hanno sviluppato modelli digitali del pavimento pelvico per simulare la risposta a interventi chirurgici o riabilitativi, con l'obiettivo di migliorare la pianificazione terapeutica e ridurre i fallimenti. Lammert (2025) ha descritto un prototipo di gemello digitale per tumori ginecologici rari, integrando dati clinici e molecolari con informazioni derivate dalla letteratura e da risorse di ricerca, per supportare decisioni più personalizzate in ambito oncologico.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RESPONSABILITÀ CLINICA IN GINECOLOGIA

Alcuni progetti sperimentali estendono l’ap-proccio a livello organizzativo: un gemello di-gitale di reparto o di ospedale. L’idea è simu-lare flussi di lavoro, allocazione delle risorse e impatto di nuovi protocolli prima di introdurli nella pratica. Schmid e collaboratori (2024) parlano di un “crash test” organizzativo: pro-vare scenari in digitale per anticipare criticità e migliorare le decisioni nel mondo reale. Il valore di questi modelli dipende dalla qua-lità e completezza dei dati, dall’integrazione nei sistemi e dalla validazione clinica: senza questi passaggi, il “gemello digitale” resta una promessa più che uno strumento. Questa logica predittiva non resta confinata ai modelli: entra anche nella scelta e nell’uso dei farmaci, soprattutto in oncologia ginecologica.

3.3 Gestione farmacologica assistita dalla IA

NELLA GESTIONE DEI FARMACI L’IA non sostituisce la decisione terapeutica, ma può renderla più mirata e verificabile nel tempo. I modelli predittivi stimano le probabilità di ri-sposta, segnalano precocemente resistenze o tossicità e aiutano a integrare queste informa-zioni nel percorso di cura. In questa sezione l’attenzione è rivolta all’onco-logia ginecologica perché è l’area in cui, ad oggi, il supporto algoritmico alla gestione farmaco-logica dispone di evidenze più robuste e di valu-tazioni cliniche relativamente più consolidate. Applicazioni analoghe sono in studio anche in altri ambiti della specialità - endometriosi, sin-drome dell’ovaio policistico, procreazione medi-calmente assistita - ma con livelli di validazione ancora più variabili. L’IA non sceglie la terapia al posto del medico: interviene dopo che l’indicazione terapeutica è stata definita, contribuendo a guidarne l’ag-giustamento nel tempo. In chemioterapia, im-munoterapia e terapie mirate, il suo contributo principale riguarda la stima probabilistica della risposta, l’identificazione di sottogruppi di pa-zienti e il riconoscimento precoce di resistenze o tossicità. Nel carcinoma ovarico, per esem-pio, una revisione sistematica con meta-anali-si ha passato in rassegna gli studi disponibili sui modelli di machine learning per predire la risposta alla chemioterapia a base di platino. I risultati sono complessivamente promettenti, ma eterogenei per metodi e limiti di trasferibi-lità tra contesti clinici (Wang e coll., 2024). In modo analogo, studi condotti su dati di pratica clinica routinaria hanno sviluppato modelli ba-sati su informazioni cliniche e di laboratorio per stimare il rischio di recidiva platino-resistente, sottolineando la necessità di validazioni esterne robuste prima di un impiego routinario (Yang e coll., 2024). Un ambito particolarmente rilevante è la previ-sione della tossicità. Il valore clinico di questi strumenti dipende dalla capacità di collegare una “stima di rischio” a decisioni concrete: in-tensificare il monitoraggio, anticipare controlli, rimodulare il trattamento o attivare misure di supporto. In pazienti con tumori ginecologici trattati con brachiterapia ad alto rateo di dose (HDR), sono stati confrontati modelli di machine learning per stimare il rischio di tossicità severa (grado ≥ 3), con risultati giudicati soddisfacenti

dagli autori (Portocarrero-Bonifaz e coll., 2025). Si tratta tuttavia di esperienze maturate in contesti se-lezionati, che richiedono validazione esterna e mo-nitoraggio continuo prima di un impiego esteso nella pratica clinica. Nel complesso l’IA si configura come uno strumento di supporto decisionale: integra dati clinici e informazioni derivate dalla letteratura per fornire stime e orientare le scelte operative, dall’in-tensità del monitoraggio alla modulazione del trat-tamento. La decisione finale resta clinica e richiede criteri e contesti d’uso espliciti, definiti nel contesto assistenziale concreto. La Tabella B riassume gli am-biti in cui questo supporto è oggi più strutturato e valutato in ginecologia oncologica. In una farmacologia sempre più assistita da algo-ritmi, la responsabilità del medico non si riduce: si ridefinisce. Significa conoscere i dati su cui si fonda il modello, valutarne la solidità e decidere come in-tegrarlo nel percorso assistenziale reale. Non basta che un modello produca risultati promettenti: deve dimostrare solidità metodologica e trasferibilità nel contesto clinico in cui viene applicato. La questione decisiva è l’evidenza.



TABELLA B

IA DEBOLE NELLA GESTIONE FARMACOLOGICA IN GINECOLOGIA ONCOLOGICA: AMBITI FUNZIONALI E CONDIZIONI D’USO

AMBITO TERAPEUTICO	COSA FA	LIMITI E CONDIZIONI D’USO
CHEMIOTERAPIA	Stima probabilistica di risposta e stratifica le pazienti. Supporta adattamenti per resistenza e tossicità	Modelli spesso addestrati su coorti selezionate. Necessarie validazione esterna e controllo dell’uso fuori contesto
IMMUNOTERAPIA	Supporta l’identificazione di biomarcatori predittivi e la selezione delle pazienti	Evidenze in evoluzione. Rischio di sovrainterpretazione senza conferme prospettiche
TERAPIE MIRATE	Supporta la selezione di sottogruppi e la personalizzazione di strategia e monitoraggio	Soglie decisionali esplicite e tracciabili. Validazione nel contesto clinico-molecolare d’uso
SISTEMA DECISIONALE FARMACOLOGICO	Integra linee guida e dati individuali per orientare scelte e follow-up	Sistema di supporto, non decisionale. Responsabilità clinica e audit restano al medico

Nota: Applicazioni di simulazione e modellizzazione (inclusi i gemelli digitali) sono qui intese come strumenti trasversali di supporto, non ambiti clinici autonomi.





3.4 Evidence-based medicine

L'INGRESSO DELL'IA nei flussi clinici non riduce il bisogno di evidence-based medicine: lo rende più stringente. Modelli predittivi, sistemi di supporto decisionale e strumenti di stratificazione possono produrre segnali utili, ma la loro affidabilità dipende da come sono stati costruiti e valutati: qualità dei dati, popolazioni incluse, esiti considerati, presenza di bias e possibilità di riprodurre i risultati in contesti diversi.

La metodologia per lo sviluppo e la validazione dei modelli predittivi è oggi ben definita (Collins e coll., 2015). L'esperienza recente ha mostrato che molti modelli pubblicati, pur promettenti, presentano un rischio elevato di bias e una limitata trasferibilità alla pratica clinica (Wynants e coll., 2020).

In oncologia ginecologica, le linee guida cliniche più recenti per il carcinoma ovarico epiteliale sottolineano la necessità che biomarcatori e strumenti predittivi siano validati in termini di validità analitica, validità clinica e utilità clinica prima di essere integrati nei percorsi terapeutici standard (González-Martín e coll., 2023). L'adozione di strumenti algoritmici non può sottrarsi agli stessi criteri. Un punto decisivo riguarda la differenza tra evidenza esplorativa ed evidenza consolidata. Analisi su grandi dataset e dati del mondo reale (*real-world data*) possono suggerire associazioni, ipotesi e segnali di efficacia o sicurezza; ma non equivalgono automaticamente a una prova sperimentale. Per questo servono validazione indipendente, audit continuo e trasparenza sulle soglie decisionali.

In una medicina sempre più automatizzata e predittiva, la competenza del clinico include anche questo: saper leggere criticamente l'evidenza che sostiene un modello, riconoscerne limiti e trasferibilità e decidere quando il supporto algoritmico è un aiuto e quando, invece, può diventare una fonte di errore.

Se questi criteri sono rispettati, l'integrazione dell'IA nei percorsi clinici non è più una prospettiva teorica, ma un processo già in atto. La questione diventa allora capire come questo processo possa ridisegnare la pratica ginecologica nei prossimi anni.

“

Il punto non è l'idea di un'IA “forte”, ma riconoscere l'effetto cumulativo dei miglioramenti incrementali.

4. Una trasformazione già in atto

QUELLO CHE ABBIAMO DESCRITTO fin qui non è una somma di tecnologie “in più”. È l'effetto visibile di una trasformazione già avviata: quando i dati diventano riutilizzabili nel tempo, quando il monitoraggio si fa più continuo e quando la previsione si traduce in azione clinica, cambia la struttura stessa dell'assistenza. Il passaggio è chiaro: dalla medicina episodica, fatta di visite e referti isolati, alla medicina longitudinale, che accompagna la paziente lungo l'intero percorso assistenziale. Non è un salto improvviso. È l'esito dell'evoluzione dei flussi clinici e organizzativi, più che una singola innovazione.

In questo contesto l'IA conta meno come “novità” e più come infrastruttura: sistemi progettati per compiti specifici che, diventando sufficientemente stabili e integrati, entrano nei percorsi reali. Il punto non è l'idea di un'IA “forte”, ma riconoscere l'effetto cumulativo dei miglioramenti incrementali - dati più connessi, processi più standardizzati, supporti più operativi - che spostano il baricentro della pratica clinica. Da qui in avanti la domanda cambia: non “quali tecnologie arriveranno”, ma come cambierà l'organizzazione della sanità e lo spazio professionale del ginecologo. È su questo snodo tecnico, organizzativo e professionale che si apre la seconda parte dell'articolo: le macro Tendenze della sanità digitale e il loro significato concreto per il lavoro del ginecologo entro il 2035.

5. Le macro Tendenze della sanità digitale

PER ORIENTARSI NELLA TRASFORMAZIONE in corso, può essere utile adottare la griglia proposta da Luciano Floridi (2025), che descrive quattro macro Tendenze della sanità digitale. Non si tratta di previsioni sul futuro, ma di dinamiche già osservabili che stanno ridefinendo il modo in cui dati, algoritmi e lavoro clinico si intrecciano nella pratica quotidiana.

5.1 Dalla digitalizzazione alla sanità nativamente digitale

LA PRIMA MACROTENDENZA RIGUARDA il passaggio dalla semplice digitalizzazione dei processi a una sanità *nativamente digitale*. Non si tratta di trasformare il cartaceo in formato elettronico o di aggiungere strumenti informativi a procedure esistenti, ma di ripensare i percorsi di cura come flussi informativi continui, progettati fin dall'inizio per essere raccolti, aggiornati e utilizzati nel tempo.

In questo passaggio si gioca una distinzione fondamentale, sottolineata con forza da Floridi: il digitale non coincide con la realtà. I dati, le cartelle cliniche e i modelli informatici sono rappresentazioni parziali, mappe utili ma inevitabilmente incomplete. Il rischio è quello che Floridi definisce “eclissi dell'analogico”: ciò che non viene digitalizzato tende a scomparire dal campo decisionale, e quindi a pesare meno nelle priorità e nelle scelte operative, pur continuando a esistere nella vita reale delle persone.

Applicata alla medicina, questa dinamica ha implicazioni concrete. È possibile disporre di

una documentazione clinica ricchissima senza cogliere fino in fondo il contesto, la storia personale, le risorse e i limiti di una paziente. Confondere la mappa con il territorio significa affidarsi a dati formalmente corretti, ma clinicamente insufficienti con il paradosso di aumentare anziché ridurre errori e mancate opportunità.

Una sanità nativamente digitale, quindi, non è una sanità “più automatica”, ma una sanità che riconosce i limiti delle proprie rappresentazioni. Richiede modelli flessibili, capacità di integrazione tra fonti diverse e soprattutto una regia clinica che mantenga il primato dell'interpretazione.

5.2 L'algoritmo come infrastruttura

LA SECONDA MACROTENDENZA riguarda il ruolo crescente degli algoritmi, che da strumenti specialistici stanno diventando parte dell'infrastruttura su cui si appoggia il lavoro clinico. Non sono più applicazioni isolate, utilizzate in momenti specifici, ma componenti che operano in modo continuo, spesso invisibile, lungo l'intero percorso di cura.

In questo contesto l'algoritmo non “decide” al posto del medico, ma orienta il modo in cui le informazioni vengono organizzate, rese visibili e presentate secondo criteri di rilevanza clinica. Filtra dati, suggerisce livelli di rischio, segnala anomalie, mette in relazione elementi che altrimenti resterebbero dispersi. È una funzione meno appariscente della diagnosi automatica, ma molto più pervasiva: agisce sul come si lavora, prima ancora che sul cosa si decide.

Floridi descrive questo passaggio come lo spostamento degli algoritmi da semplici strumenti ad ambienti cognitivi, cioè contesti che modellano attenzione, priorità e tempi del lavoro clinico. In medicina questo significa che una parte del ragionamento clinico diventa distribuita: non è delegata alla macchina, ma si svolge all'interno di un ecosistema in cui dati e suggerimenti algoritmici accompagnano il processo decisionale.

È qui che l'IA debole entra nella sua fase di maturità applicativa. Non perché acquisisca capacità “forti”, ma perché diventa sufficientemente stabile e integrata da funzionare come infrastruttura. La sua efficacia non dipende da singoli output spettacolari, ma dalla continuità con cui supporta attività quotidiane: stratificare il rischio, monitorare nel tempo, ridurre la frammentazione informativa, rendere sostenibili carichi di lavoro sempre più complessi.

Questo spostamento ha conseguenze importanti anche sul piano della responsabilità. Quando l'algoritmo diventa infrastruttura, il medico non è più solo l'utilizzatore di uno strumento, ma il garante del processo: deve comprenderne i limiti, riconoscere errori e bias, decidere quando fidarsi e quando no. La competenza clinica non viene sostituita, ma si estende alla capacità di governare sistemi che influenzano il ragionamento. In altre parole, la seconda macro tendenza non segna l'avvento di una medicina automatica, ma di una medicina mediata da infrastrutture intelligenti. Il nodo centrale non è l'autonomia della macchina, ma la qualità dell'integrazione tra algoritmi, dati e giudizio clinico.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E RESPONSABILITÀ CLINICA IN GINECOLOGIA

5.3 La salute digitale si sposta fuori dalle istituzioni sanitarie

LA TERZA MACROTENDENZA riguarda lo spostamento progressivo di una parte rilevante dell'esperienza di salute *al di fuori delle istituzioni sanitarie tradizionali*. Informazioni, strumenti di monitoraggio, contenuti educativi e percorsi di autovalutazione sono sempre più spesso mediati da piattaforme digitali non cliniche: app per il ciclo mestruale e la fertilità, dispositivi indossabili, community online, servizi di consulenza digitale e chatbot informativi.

Non si tratta di un fenomeno marginale. Diversi studi e report recenti indicano che l'uso di app per il monitoraggio del ciclo mestruale è ormai molto diffuso a livello internazionale. La scala del fenomeno è tale da generare una massa di dati longitudinali sulla salute femminile, in gran parte esterna ai percorsi clinici.

Un'inchiesta del The Guardian, firmata da Sarah Boseley (2025), ha richiamato l'attenzione proprio su questa asimmetria: nel solo 2024, le tre app più popolari hanno totalizzato circa un quarto di miliardo di download, a fronte di una governance ancora debole sulla qualità dei dati raccolti e sul loro utilizzo. Il nodo centrale non è solo quante persone utilizzino questi strumenti, ma dove e come finiscono le informazioni generate.

Il problema è che questi dati, pur raccolti in modo continuo e spesso con grande granularità, restano fuori dai percorsi clinici ufficiali: la validazione è variabile, l'integrazione nei sistemi sanitari è rara, l'uso clinico strutturato è limitato. Ne deriva un doppio livello che descrive bene il presente. Da una parte una medicina digitale "istituzionale", che prova a integrare dati e strumenti in percorsi governati; dall'altra una salute digitale rivolta direttamente alle pazienti, ricca di segnali ma povera di regole condivise e responsabilità chiare.

Per il medico questo scenario cambia il ruolo tradizionale. Non basta più fornire indicazioni cliniche corrette: diventa necessario interpretare e ricondurre segnali digitali che arrivano dall'esterno. Sintomi autoriferiti, dati prodotti da app e risultati di strumenti non validati entrano sempre più spesso nel colloquio clinico, richiedendo tempo, spiegazione e contestualizzazione. La sfida non è opporsi a questi strumenti, ma integrarli in modo critico, distinguendo ciò che può essere utile da ciò che rischia di generare confusione.

In assenza di questa mediazione, l'aumento di informazioni non produce automaticamente migliore cura. Al contrario, può tradursi in più rumore che conoscenza e in una crescente distanza tra l'esperienza digitale delle pazienti e i percorsi clinici strutturati.

Questa macrotendenza non cambia solo dove si genera informazione sulla salute: cambia anche come quel flusso entra nel lavoro clinico.

5.4 Il lavoro clinico diventa ibrido

NEGLI ECOSISTEMI DIGITALI MATURI, la trasformazione non riguarda solo gli strumenti, ma il modo in cui si lavora: la pratica clinica tende a svolgersi mediata da interfacce digitali e sistemi di supporto. Il dato non arriva più in forma frammentata, come singoli elementi separati (una visita, un esame), ma come flusso: segnali longitudinali, esiti riferiti dalla paziente, alert, indicatori di rischio, suggerimenti di percorso. In questo contesto il confine tra attività clinica, organizzativa e informativa diventa meno netto: documentare, attribuire priorità, decidere, coordinare e comunicare si intrecciano.

Questa ibridazione non significa delegare la decisione a un algoritmo. Significa, piuttosto, che una parte crescente del lavoro avviene con l'algoritmo: interpretare e validare segnali, distinguere allarmi utili da rumore, trasformare una predizione in una scelta proporzionata, esplicitare in cartella le ragioni della decisione e governare l'eccezione (cioè il caso che non rientra nel percorso standard).

Se queste sono le macrotendenze, la domanda diventa operativa: quali competenze servono per governare sistemi che influenzano attenzione, priorità e decisioni, senza perdere il controllo clinico del caso singolo?

6. Il ruolo del ginecologo nel 2035

IN UN SISTEMA IN CUI DATI e algoritmi diventano infrastruttura della cura, il ruolo del ginecologo non si riduce: si sposta.

Nel 2035 il ginecologo lavorerà in una medicina più continua, più digitale e più predittiva. La tecnologia non sarà un "accessorio" da usare ogni tanto, ma parte dell'ambiente quotidiano di cura: dati che arrivano nel tempo, sistemi che segnalano priorità, strumenti che aiutano a organizzare il follow-up. La questione, però, non è "stare al passo" con l'innovazione: è governarla.

Competenze cliniche estese • Diventerà essenziale saper leggere e utilizzare strumenti digitali senza farsi sedurre dall'automatismo. Interpretare un segnale, valutarne limiti e affidabilità, riconoscere quando è utile e quando è rumore: sono competenze cliniche a tutti gli effetti. Non si tratta di "fare informatica", ma di mantenere il controllo del ragionamento clinico in un contesto in cui dati e suggerimenti arriveranno in modo più continuo e più precoce.

Relazione medico-paziente, in forma nuova • Una parte del percorso potrà essere mediata da strumenti digitali: attribuzione delle priorità, raccolta dei sintomi, messaggi, monitoraggi. La relazione non perde valore: cambia forma. Proprio perché aumentano i dati, cresce il bisogno di un clinico che sappia tradurre infor-



mazioni tecniche in scelte comprensibili, sostenere l'aderenza, accompagnare l'incertezza e proteggere l'alleanza terapeutica, soprattutto nei momenti delicati.

Responsabilità e governance • Anche con sistemi intelligenti più integrati, l'ultima parola resta clinica. Al medico spetterà la validazione delle indicazioni algoritmiche e la responsabilità della decisione, insieme alla tutela della sicurezza, della riservatezza e dell'uso appropriato dei dati. Non basta usare un sistema: occorre sapere quando l'output è utilizzabile e quando va scartato, e rendere trasparente il ragionamento che porta alla scelta. In pratica: documentare "perché" si è eseguita (o ignorata) una raccomandazione diventerà parte della buona clinica.

Lavoro interdisciplinare • Serve saper programmare? No. Ma sarà utile comprendere la logica dei sistemi, sapere cosa possono fare e cosa no, e saper dialogare con chi li sviluppa. Il lavoro diventerà più interdisciplinare: clinici e tecnologi dovranno costruire linguaggi comuni e regole condivise. La qualità dell'integrazione conterà quanto la qualità dell'algoritmo.

Il quadro che emerge non è negativo né idealizzato. La trasformazione digitale porta opportunità reali, ma anche rischi concreti: depersonalizzazione, eccesso di fiducia nell'automazione, aumento delle asimmetrie informative. Per questo la tecnologia non va né celebrata né temuta: va governata con consapevolezza. E il punto di equilibrio resta lo stesso: strumenti più potenti richiedono un clinico più responsabile, non un clinico meno centrale.



La trasformazione digitale porta opportunità reali, ma anche rischi concreti: depersonalizzazione, eccesso di fiducia nell'automazione, aumento delle asimmetrie informative.incrementali.



CONCLUSIONI

CIÒ CHE CI ATTENDE nei prossimi dieci anni va ben oltre il semplice potenziamento degli strumenti. Stiamo entrando in un'epoca in cui l'intero impianto organizzativo e culturale della medicina - e dunque anche della ginecologia - sarà ridefinito. Non perché arrivino “nuovi gadget”, ma perché cambiano i flussi: come raccogliamo i dati, come li integriamo, come distribuiamo il lavoro e come assumiamo decisioni cliniche.

Le macro tendenze che abbiamo descritto aiutano a leggere la direzione: una sanità sempre più nativamente digitale, algoritmi che diventano infrastruttura, una parte crescente dell'esperienza di salute che si svolge fuori dalle istituzioni e un lavoro clinico sempre più “ibrido”. Il punto non è stabilire se tutto questo sia “buono” o “cattivo” in astratto. Il punto è riconoscere che è già in corso, in modo disomogeneo ma difficilmente reversibile.

Ci siamo chiesti spesso, lungo questo percorso, quale sia la posta in gioco. E la risposta non è solo “più efficienza” o “maggiore precisione”. È la possibilità di costruire una ginecologia più inclusiva, predittiva e personalizzata, senza perdere sicurezza, equità e qualità della relazione di cura. È anche la capacità di evitare l'illusione più pericolosa: scambiare dati e modelli per realtà, automatismi per giudizio clinico.

La parola che in questo articolo abbiamo scelto come filo conduttore è “responsabilità”. Perché nessuna rivoluzione tecnologica è neutra. E la differenza, sempre, la fanno le scelte, le competenze, la cultura di chi le guida. Il futuro non si aspetta: si prepara. E il 2035 non è fantascienza. È già dentro i processi che stiamo costruendo oggi.

Per saperne di più

1. Adler-Milstein J, Zhao W, Willard-Grace R, Knox M, Grumbach K. Electronic health records and burnout: time spent on the electronic health record after hours and message volume associated with exhaustion but not with cynicism among primary care clinicians. *J Am Med Inform Assoc.* 2020 Apr 1;27(4):531-538.
2. Boseley S. Public health bodies urged to launch period-tracking apps to protect data. *The Guardian* [Internet]. 2025 Jun 11 [cited 2026 Jan 29]. Available from: <https://www.theguardian.com/society/2025/jun/11/public-health-bodies-urged-launch-period-tracking-apps-protect-data>.
3. Chang JH, Ashraf-Ganjouei A, Friesner I, Benson R, Zack T, Sinha S, et al. Unsupervised large language models to identify topics in cancer center patient portal messages. *JCO Clin Cancer Inform.* 2025 Oct;9:e2500102.
4. Collins GS, Reitsma JB, Altman DG, Moons KGM. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): the TRIPOD Statement. *Ann Intern Med.* 2015;162(1):55-63.
5. Egorov V, Sokolov A, Petrov D, Ivanova L. Digital twin modeling in pelvic floor diagnostics. *J Gynecol Tech.* 2024;12(2):87-94.
6. Floridi L. *La differenza fondamentale. Artificial agency: una nuova filosofia dell'intelligenza artificiale.* Milano: Mondadori Libri S.p.A.; 2025.
7. Franzoi MA, Galli G, Bottalico L, et al. Implementation of a remote symptom monitoring pathway for cancer patients using electronic patient-reported outcomes: a multicenter experience. *JCO Clin Cancer Inform.* 2024;8:e11496975.
8. González-Martín A, Harter P, Leary A, Lorusso D, Miller RE, Pothuri B, et al; ESMO Guidelines Committee. Newly diagnosed and relapsed epithelial ovarian cancer: ESMO Clinical Practice Guideline for diagnosis, treatment and follow-up. *Ann Oncol.* 2023;34(10):833-848.
9. Kaplan ST. AI and gynecologic oncology: comparative study of ChatGPT Omni and Gemini Pro on clinical scenario responses. *Oncol Res Treat.* 2025;48(6):325-331.
10. Lammert C, Zhou Y, Ferrara G, et al. A prototype digital twin for rare gynecological tumors. *Lancet Digit Health.* 2025;7(1):e22-e30.
11. Portocarrero-Bonifaz A, Syed S, Kassel M, McKenzie GW, Shah VM, Forry BM, et al. Advancing patient care: machine learning models for predicting grade 3+ toxicities in gynecologic cancer patients treated with HDR brachytherapy. *PLoS One.* 2025;20(5):e0312208.
12. Recker F, Huber J, Timm S, Bartels H. Large language models and women's health: a digital companion for informed decision-making. *Arch Gynecol Obstet.* 2025 Sep;312(3):663-670.
13. Scroggins JK, Hulchfo II, Harkins S, Scharp D, Moen H, Davoudi A, et al. Identification of stigmatizing and positive/preferred language in obstetric clinical notes using natural language processing. *J Am Med Inform Assoc.* 2025 Feb 1;32(2):308-317.
14. Searle JR. Minds, brains, and programs. *Behav Brain Sci.* 1980;3(3):417-424.
15. Siira H, Koskela TH, Koskela AK, Saastamoinen P, Blomgren K. Use of a digital symptom checker in primary care: a randomized controlled trial. *Scand J Prim Health Care.* 2023;41(1):1-8.
16. Sun Y, You J, Li J, Zhu J, Hu Z, et al. Comparative effectiveness of remote perioperative telemonitoring in cancer surgery: a randomized trial. *NPJ Digit Med.* 2025;8(1):30.
17. Wang Q, Chang Z, Liu X, Wang Y, Feng C, Ping Y, et al. Predictive value of machine learning for chemotherapy responses in ovarian cancer: systematic review and meta-analysis. *J Med Internet Res.* 2024;26:e48527.
18. Wynants L, Van Calster B, Collins GS, et al. Prediction models for diagnosis and prognosis of COVID-19: systematic review and critical appraisal. *BMJ.* 2020;369:m1328.
19. Yang LR, Yang M, Chen LL, Shen YL, He Y, Meng ZT, et al. Machine learning for epithelial ovarian cancer platinum resistance recurrence identification using routine clinical data. *Front Oncol.* 2024;14:1457294.
20. Zhu W, Huang X, Li J, Chen Y, Fang Y. ChatGPT-based AI application in the diagnosis and management of polycystic ovary syndrome (PCOS). *BMC Med Inform Decis Mak.* 2025 Jul 18;25(1):271.